



(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2011-0130288
(43) 공개일자 2011년12월05일

(51) Int. Cl.

A61B 8/12 (2006.01) G06T 7/60 (2006.01)

(21) 출원번호 10-2010-0049858

(22) 출원일자 2010년05월27일

심사청구일자 2010년05월27일

(71) 출원인

부산대학교 산학협력단

부산 금정구 장전동 산30 부산대학교 내

(72) 발명자

박도윤

부산광역시 남구 용호동 오륙도 SK VIEW 아파트
103-2603

김광백

부산광역시 서구 토성동1가 51-1 봄여름가을겨울
아파트 101-1907호

(뒷면에 계속)

(74) 대리인

오위환, 정기택

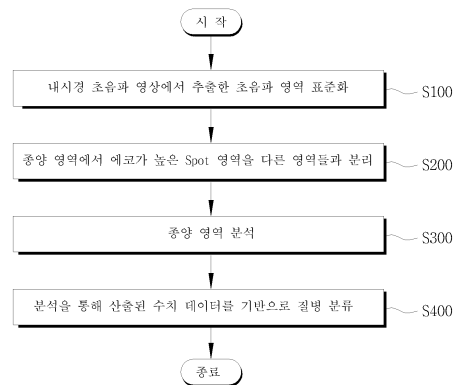
전체 청구항 수 : 총 7 항

(54) 접막하 종양의 초음파 내시경 영상 분석에 의한 질병의 진단 방법

(57) 요약

본 발명은 내시경 초음파 검사로 얻은 영상을 표준화 하고, 영상에 나타나는 각 질병의 특징들을 추출하여 객관적인 진단에 적용함으로써, 악성화 예측에 대한 정확도와 재현성을 높일 수 있는 질병의 진단 방법 및 장치를 제공하기 위한 것으로서, 내시경 초음파 검사를 통해 내시경 초음파 영상에서 추출한 초음파 영역을 명암도 평균값을 기반으로 초음파 영역을 표준화하는 단계와, 상기 표준화된 초음파 영역에서 종양 영역을 추출하고, 추출된 종양 영역 중 에코가 높은 스팟(spot) 영역을 다른 영역들과 분리하는 단계와, 상기 스팟 영역이 추출된 종양을 분석하여 증상이나 악성화 정보를 분석을 위한 수치 데이터를 산출하는 단계와, 상기 종양 영역의 분석을 통해 산출된 수치데이터를 기반으로 개선된 ART2 기반 RBF 네트워크 알고리즘을 적용하여 질병을 분류하는 단계를 포함하는데 있다.

대표도 - 도1



(72) 발명자

신상호

경상남도 양산시 물금읍 반도유보라 아파트
102-1003호

김광하

부산광역시 수영구 남천동 코오롱 하늘채 아파트
107-1401

이 발명을 지원한 국가연구개발사업

과제고유번호 0920050

부처명 보건복지부

연구관리전문기관

연구사업명 암정복추진연구개발사업(지역암센터연구사업지원)

연구과제명 종양표적발굴을 통한 암진단법 기반구축

기여율

주관기관 부산대학교병원

연구기간 2009.5.1~2018.4.30

특허청구의 범위

청구항 1

- (A) 내시경 초음파 검사를 통해 내시경 초음파 영상에서 추출한 초음파 영역을 명암도 평균값을 기반으로 초음파 영역을 표준화하는 단계와,
- (B) 상기 표준화된 초음파 영역에서 종양 영역을 추출하고, 추출된 종양 영역 중 에코가 높은 스팟(spot) 영역을 다른 영역들과 분리하는 단계와,
- (C) 상기 스팟 영역이 추출된 종양을 분석하여 증상이나 악성화 정보를 분석을 위한 수치 데이터를 산출하는 단계와,
- (D) 상기 종양 영역의 분석을 통해 산출된 수치데이터를 기반으로 개발된 ART2 기반 RBF 네트워크 알고리즘을 적용하여 질병을 분류하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 질병의 진단 방법.

청구항 2

제 1 항에 있어서, 상기 (A) 단계는

- (A1) 추출한 초음파 영역을 0~255 사이의 명암도 값을 갖는 그레이 레벨로 변환하는 단계와,
- (A2) 상기 그레이 레벨로 변환된 초음파 영상에 히스토그램 평활화를 적용하여 명암값의 분포를 일정하게 처리하는 단계와,
- (A3) 상기 히스토그램 평활화를 적용한 초음파 영역 내에 존재하는 에지들을 구성하는 모든 픽셀의 현재 픽셀에서 다음 픽셀을 뺀 절대 값이 임계치 보다 작거나 같은 모든 값들을 현재 픽셀과 연결하고 기록하는 에지 링크(edge-linking) 방법을 적용하는 단계와,
- (A4) 상기 에지 링크 방법이 적용된 초음파 영역의 임계치를 180으로 설정하여 이진화하는 단계와,
- (A5) 상기 이진화된 초음파 영역에 자기호출을 이용하여 모든 인접 요소가 라벨링 될 때까지 현재 관심 화소의 주변 인접화소를 차례로 검사하는 GrassFire 알고리즘을 적용하여 라벨링하는 단계와,
- (A6) 상기 라벨링 된 영역들 중에 가로와 세로가 1:1 비율의 형태를 가지고, 명암도 0인 픽셀 수가 명암도 255인 픽셀 수보다 많은 내시경의 렌즈 영역을 추출하는 단계와,
- (A7) 상기 추출된 렌즈 영역의 중심 값을 기록한 후, 렌즈 영역을 제외한 나머지 영역에 대해 상기 GrassFire 알고리즘으로 라벨링하는 단계와,
- (A8) 상기 라벨링 된 영상에서 잡음을 제거하여 후보 영역을 추출하는 단계와,
- (A9) 상기 기록한 렌즈의 중심 값과 추출한 후보 영역들의 중심 값을 유클리디안 거리(Euclidean Distance) 방법을 적용하여 거리가 가장 가까운 후보 영역을 최종 영역으로 추출하는 단계와,
- (A10) 상기 추출된 최종 영역의 명암도 평균값과 초음파 영역의 명암도 평균값을 비교하여 초음파 영역을 표준화하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 질병의 진단 방법.

청구항 3

제 2 항에 있어서,

상기 (A9)의 유클리디안 거리(Euclidean Distance) 방법은 수식 $d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$ 를 적용하여 거리(d)를 산출하는 것을 특징으로 하는 질병의 진단 방법.

청구항 4

제 1 항에 있어서,

상기 (B) 단계에서 에코가 높은 스팟 영역은 Kohonen이 제안한 LVQ 신경망 알고리즘을 적용하여 추출하며,

이때, 중심 벡터의 초기값을 랜덤하게 선택하고, 종양 영역의 명암도 값을 입력 벡터로 적용하기 위해 0과 1 사이의 값으로 정규화하는 것을 특징으로 하는 질병의 진단 방법.

청구항 5

제 4 항에 있어서, 에코가 높은 스팟 영역의 추출은

선택된 종양 영역에서 중심 벡터를 랜덤하게 선택하고, 학습률(learning rate)과 반복 횟수를 초기화하는 단계와,

$$i(x^{(p)}) = k \\ \text{where } \| \Pi_k - x^{(p)} \| < \| \Pi_j - x^{(p)} \|$$

선택된 중심 벡터의 승자 노드 K를 다음 수식 ($j = 1, 2, \dots, n$) 를 이용하여 계산하는 단계와,

상기 수식에서의 입력 벡터와 승자 벡터가 같은 클러스터이면 수식 $\Pi_k = \Pi_k^{old} + \alpha(x^{(p)} - \Pi_k^{old})$ 를 적용하고, 입력 벡터와 승자 벡터가 다른 클러스터이면 수식 $\Pi_k = \Pi_k^{old} - \alpha(x^{(p)} - \Pi_k^{old})$ 를 적용하여 계산된 가중치를 갱신하는 단계와,

상기 갱신된 가중치를 기반으로 학습률 α 를 시간에 따라 감소시키면서 학습률을 조정하여 에코가 높은 스팟 (spot) 영역을 추출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 질병의 진단 방법.

청구항 6

제 1 항에 있어서,

상기 (C) 단계에서 종양을 분석하는 방법은 명암도 고조의 분포, 칼슘의 침착 여부, 종양의 외곽 형태를 통한 분석 및 에코 분석 중 어느 하나로 이루어지는 것을 특징으로 하는 질병의 진단 방법.

청구항 7

제 1 항에 있어서,

상기 (D) 단계에서의 개선된 ART2 기반 RBF 네트워크 알고리즘은 각 입력 패턴의 거리차를 이용하여 경제 변수를 변경하고, 퍼지 소속함수에 정확성과 부정확성을 적용하여 학습률을 동적으로 조정하는 것을 특징으로 하는 질병의 진단 방법.

명세서

기술분야

[0001] 본 발명은 내시경 초음파 검사에 관한 것으로, 특히 내시경 초음파 검사로 획득한 영상을 표준화하여 객관적인 질병의 진단을 위한 자료로 이용하기 위한 점막하 종양의 초음파 내시경 영상 분석에 의한 질병의 진단 방법에 관한 것이다.

배경기술

[0002] 근래에 초음파를 이용한 검사가 널리 보급되고 있다. 그러나 몸 표면에서 보낸 초음파는 소화기관 안의 가스 등에 의하여 강하게 반사되어 깊은 부분은 관찰하기 어려울 때가 많다. 따라서 내시경 끝에 초음파 진동자를 부착시켜 위 등의 체강 안에서 초음파를 보내어, 내시경 주위의 장기를 관찰할 목적으로 내시경 초음파가 개발되었다.

[0003] 과거에는 소화기 내과 부서에서 주로 내시경 초음파를 이용한 진단만을 내렸지만, 최근에는 종양 조직 검사 및 약물 투여 등 다양한 용도로 이용된다. 소화관의 점막하 종양은 위장관 내시경 검사에서 소화관 내강내로 돌출된 구형 혹은 반구형의 병변으로 관찰되며 대부분 우연히 발견된다. 내시경 초음파 검사(endoscopic ultrasonography : EUS)는 종래의 영상 진단법에 비해 높은 해상력으로 점막하 종양의 크기, 윤곽, 발육양상, 내부 성상, 기원한 층벽에 의한 발생 모지 등을 직접 관찰할 수 있어 종양의 병리 소견을 어느 정도 예측할 수 있어 임상적인 진단과 치료 방침설정에 아주 유용하다. 특히 점막하 종양 중 중간엽 종양(mesenchymal tumor)의

악성화 여부를 내시경 초음파 검사로 예측하고자 하는 많은 시도들이 있었으며, 일반적으로 종양의 직경이 3 cm 이상이고 불균일한 경계, 종양 내에 고에코 음영 혹은 낭종 공간이 관찰되거나, 주위 림프절이 커지면 악성 짐막하 종양의 가능성이 높다.

[0004] 하지만 이러한 연구들은 일반적인 영상 사진과 의사의 주관적인 소견을 토대로 분류되고 있어 재현성 및 정확도가 높지 않으며, 이에 따라 의사들의 주관적인 소견으로 질병이 진단되고 있어 동일한 초음파 내시경 영상으로도 서로 다른 주관적인 진단이 이루어지는 문제점을 가지고 있다.

발명의 내용

해결하려는 과제

[0005] 따라서 본 발명은 상기와 같은 문제점을 해결하기 위해 안출한 것으로서, 내시경 초음파 검사로 얻은 영상을 표준화 하고, 영상에 나타나는 각 질병의 특징들을 추출하여 객관적인 진단에 적용함으로써, 악성화 예측에 대한 정확도와 재현성을 높일 수 있는 질병의 진단 방법 및 장치를 제공하는데 그 목적이 있다.

과제의 해결 수단

[0006] 상기와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명에 따른 짐막하 종양의 초음파 내시경 영상 분석에 의한 질병의 진단 방법의 특징은 (A) 내시경 초음파 검사를 통해 내시경 초음파 영상에서 추출한 초음파 영역을 명암도 평균값을 기반으로 초음파 영역을 표준화하는 단계와, (B) 상기 표준화된 초음파 영역에서 종양 영역을 추출하고, 추출된 종양 영역 중 에코가 높은 스팟(spot) 영역을 다른 영역들과 분리하는 단계와, (C) 상기 스팟 영역이 추출된 종양을 분석하여 증상이나 악성화 정보를 분석을 위한 수치 데이터를 산출하는 단계와, (D) 상기 종양 영역의 분석을 통해 산출된 수치 데이터를 기반으로 개발된 ART2 기반 RBF 네트워크 알고리즘을 적용하여 질병을 분류하는 단계를 포함하는데 있다.

[0007] 바람직하게 상기 (A) 단계는 (A1) 추출한 초음파 영역을 0~255 사이의 명암도 값을 갖는 그레이 레벨로 변환하는 단계와, (A2) 상기 그레이 레벨로 변환된 초음파 영상에 히스토그램 평활화를 적용하여 명암값의 분포를 일정하게 처리하는 단계와, (A3) 상기 히스토그램 평활화를 적용한 초음파 영역 내에 존재하는 에지들을 구성하는 모든 픽셀의 현재 픽셀에서 다음 픽셀을 뺀 절대 값이 임계치 보다 작거나 같은 모든 값들을 현재 픽셀과 연결하고 기록하는 에지 링크(edge-linking) 방법을 적용하는 단계와, (A4) 상기 에지 링크 방법이 적용된 초음파 영역의 임계치를 180으로 설정하여 이진화하는 단계와, (A5) 상기 이진화된 초음파 영역에 자기호출을 이용하여 모든 인접 요소가 라벨링 될 때까지 현재 관심 화소의 주변 인접화소를 차례로 검사하는 GrassFire 알고리즘을 적용하여 라벨링하는 단계와, (A6) 상기 라벨링 된 영역들 중에 가로와 세로가 1:1 비율의 형태를 가지고, 명암도 0인 픽셀 수가 명암도 255인 픽셀 수보다 많은 내시경의 렌즈 영역을 추출하는 단계와, (A7) 상기 추출된 렌즈 영역의 중심 값을 기록한 후, 렌즈 영역을 제외한 나머지 영역에 대해 상기 GrassFire 알고리즘으로 라벨링하는 단계와, (A8) 상기 라벨링된 영상에서 잡음을 제거하여 후보 영역을 추출하는 단계와, (A9) 상기 기록한 렌즈의 중심 값과 추출한 후보 영역들의 중심 값을 유클리디안 거리(Euclidean Distance) 방법을 적용하여 거리가 가장 가까운 후보 영역을 최종 영역으로 추출하는 단계와, (A10) 상기 추출된 최종 영역의 명암도 평균값과 초음파 영역의 명암도 평균값을 비교하여 초음파 영역을 표준화하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0008] 바람직하게 상기 (A9)의 유클리디안 거리(Euclidean Distance) 방법은 수식 $d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$ 를 적용하여 거리(d)를 산출하는 것을 특징으로 한다.

[0009] 바람직하게 상기 (B) 단계에서 에코가 높은 스팟 영역은 Kohonen이 제안한 LVQ 신경망 알고리즘을 적용하여 추출하며, 이때, 중심 벡터의 초기값을 랜덤하게 선택하고, 종양 영역의 명암도 값을 입력 벡터로 적용하기 위해 0과 1 사이의 값으로 정규화하는 것을 특징으로 한다.

[0010] 바람직하게 상기 에코가 높은 스팟 영역의 추출은 선택된 종양 영역에서 중심 벡터를 랜덤하게 선택하고, 학습률(learning rate)과 반복 횟수를 초기화하는 단계와, 선택된 중심 벡터의 승자 노드 K를 다음 수식

$$i(x^{(p)}) = k \\ \text{where } \| \Pi_k - x^{(p)} \| < \| \Pi_j - x^{(p)} \|$$

$$(j = 1, 2, \dots, n)$$

를 이용하여 계산하는 단계와, 상기 수식에서의 입력 벡터와 승자 벡터가 같은 클러스터이면 수식 $\Pi_k = \Pi_k^{old} + \alpha (x^{(p)} - \Pi_k^{old})$ 를 적용하고, 입력 벡터와 승자 벡터가 다른 클러스터이면 수식

$\Pi_k^* = \Pi_k^{old} - \alpha(x(p) - \Pi_k^{old})$ 를 적용하여 계산된 가중치를 갱신하는 단계와, 상기 갱신된 가중치를 기반으로 학습률 α 를 시간에 따라 감소시키면서 학습률을 조정하여 에코가 높은 스팟(spot) 영역을 추출하는 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

[0011] 바람직하게 상기 (C) 단계에서 종양을 분석하는 방법은 명암도 고조의 분포, 칼슘의 침착 여부, 종양의 외곽 형태를 통한 분석 및 에코 분석 중 어느 하나로 이루어지는 것을 특징으로 한다.

[0012] 바람직하게 상기 (D) 단계에서의 개선된 ART2 기반 RBF 네트워크 알고리즘은 각 입력 패턴의 거리차를 이용하여 경제 변수를 변경하고, 퍼지 소속 함수에 정확성과 부정확성을 적용하여 학습률을 동적으로 조정하는 것을 특징으로 한다.

발명의 효과

[0013] 이상에서 설명한 바와 같은 본 발명에 따른 점막하 종양의 초음파 내시경 영상 분석에 의한 질병의 진단 방법은 영상 사진과 의사의 주관적인 소견을 토대로 분류되었던 주관적인 진단을 재현성을 높여 악성화 예측에 대한 정확도를 높일 수 있는 효과가 있다.

도면의 간단한 설명

[0014] [도 1] 본 발명의 실시 예에 따른 점막하 종양의 초음파 내시경 영상 분석에 의한 질병의 진단 방법을 설명하기 위한 흐름도

[도 2] 추출한 초음파 영역을 표준화하는 방법을 상세히 설명하기 위한 흐름도

[도 3] 물 영역의 추출 과정을 나타낸 영상

[도 4] LVQ 신경망 알고리즘을 적용하여 스팟 영역을 추출하는 방법을 설명하기 위한 흐름도

[도 5] LVQ 알고리즘을 이용한 스팟(spot) 영역의 분리 영상

[도 6] 히스토그램을 이용한 명암도 분포 분석 결과를 나타낸 영상

[도 7] 비트 평면 분할 과정을 나타낸 영상

[도 8] 종양의 외각 영역을 나타낸 영상

[도 9] 종양의 외각 형태를 나타낸 영상

[도 10] 에코의 명암도 그래프

[도 11] 반복횟수에 따른 TSS 변화율

[도 12] 개발된 ART2 기반 RBF 네트워크

발명을 실시하기 위한 구체적인 내용

[0015] 본 발명의 다른 목적, 특성 및 이점들은 첨부한 도면을 참조한 실시 예들의 상세한 설명을 통해 명백해질 것이다.

[0016] 본 발명에 따른 점막하 종양의 초음파 내시경 영상 분석에 의한 질병의 진단 방법의 바람직한 실시 예에 대하여 첨부한 도면을 참조하여 설명하면 다음과 같다. 그러나 본 발명은 이하에서 개시되는 실시 예에 한정되는 것이 아니라 서로 다른 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 단지 본 실시 예는 본 발명의 개시가 완전하도록하며 통상의 지식을 가진자에게 발명의 범주를 완전하게 알려주기 위해 제공되는 것이다. 따라서 본 명세서에 기재된 실시 예와 도면에 도시된 구성은 본 발명의 가장 바람직한 실시 예에 불과할 뿐이고 본 발명의 기술적 사상을 모두 대변하는 것은 아니므로, 본 출원시점에 있어서 이들을 대체할 수 있는 다양한 균등물과 변형 예들이 있을 수 있음을 이해하여야 한다.

[0017] 도 1은 본 발명의 실시 예에 따른 점막하 종양의 초음파 내시경 영상 분석에 의한 질병의 진단 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0018] 도 1과 같이, 먼저 첫 번째 단계로서, 내시경 초음파 검사를 통해 내시경 초음파 영상에서 추출한 초음파 영역

을 명암도 평균값을 기반으로 초음파 영역을 표준화한다(S100).

[0019] 도 2 는 추출한 초음파 영역을 표준화하는 방법을 상세히 설명하기 위한 흐름도이다.

[0020] 도 2와 같이, 먼저 도 3(a)에서 나타나고 있는 추출한 초음파 영역을 0~255 사이의 명암도 값을 갖는 그레이 레벨로 변환한다(S101). 도 3(b)는 그레이 레벨로 변환한 초음파 영상을 나타내고 있다.

[0021] 이어 그레이 레벨로 변환된 초음파 영상에 명암값의 분포를 일정하게 하는 히스토그램 평활화를 적용한다(S102). 도 3(c)는 히스토그램 평활화를 적용한 영상을 나타내고 있다.

[0022] 도 3(c)와 같이, 히스토그램 평활화를 적용한 초음파 영역 내에는 무수한 에지들이 존재하므로 그 에지들을 구성하는 모든 픽셀에 현재 픽셀에서 다음 픽셀을 뺀 절대 값이 임계치보다 작거나 같으면 만족하는 다음 수학적 식 1을 적용한다.

수학적 식 1

$$[0023] \quad |\nabla G(x, y) - \nabla G(x', y')| \leq Th$$

[0024] 즉, 도 3(d)와 같이 현재 픽셀에 이웃하는 3 x 3 영역 내에서 상기 수학적 식 1의 기준에 만족하는 모든 값들은 현재 픽셀과 연결하고 기록하는 에지-링크(edge-linking) 방법을 적용한다(S103). 그리고 적용된 초음파 영역은 실험을 통해 임계치를 180으로 설정하여 이진화한다(S104). 도 3(e)는 임계치 이진화한 영상을 나타내고 있다.

[0025] 다음으로 상기 이진화된 초음파 영역은 도 3(f)와 같이, GrassFire 알고리즘을 적용하여 라벨링 한다(S105). 이 때, 상기 GrassFire 알고리즘은 자기 호출을 이용하여 모든 인접 요소가 라벨링 될 때까지 현재 관심 화소의 주변 인접 화소를 차례로 검사하는 라벨링 방법이다.

[0026] 이렇게 라벨링 된 영역들 중에 가로와 세로가 1:1 비율의 형태를 가지고, 명암도 0인 픽셀 수가 명암도 255인 픽셀 수보다 많은 내시경의 렌즈 영역을 추출한다(S106). 도 3(g)는 렌즈 영역을 추출한 영상을 나타내고 있다.

[0027] 이어 도 3(h)와 같이 상기 추출된 렌즈 영역의 중심 값을 기록한 후, 렌즈 영역을 제외한 나머지 영역에 대해 GrassFire 알고리즘으로 라벨링 한다(S107). 그리고 도 3(i)와 같이 GrassFire 알고리즘으로 라벨링된 영상에서 잡음을 제거하여(S108), 도 3(j)와 같이 물의 후보 영역을 추출한다(S109).

[0028] 이어 상기 기록한 렌즈 영역의 중심 값과 추출한 물의 후보 영역들의 중심 값을 다음 수학적 식 2와 같은 유클리디안 거리(Euclidean Distance) 방법을 적용하여 계산한 후에 가장 가까운 후보 영역을 최종 물의 영역으로 추출한다(S110). 도 3(k)는 추출된 최종 물의 영역을 나타낸 영상이다.

수학적 식 2

$$[0029] \quad d = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$$

[0030] 그리고 이렇게 추출된 최종 물의 영역의 명암도 평균값과 초음파 영역의 명암도 평균값을 비교하여 영상을 표준화한다(S111). 표준화된 영상은 도 3(l)과 같으며, 이와 같은 방법으로 모든 초음파 영역을 표준화한다.

[0031] 이어 두 번째 단계로서, 상기 표준화된 초음파 영역에서 종양 영역을 추출하고, 추출된 종양 영역 중 에코가 높은 스팟(spot) 영역을 다른 영역들과 분리한다(S200). 이때, 표준화된 초음파 영역에서 종양 영역을 자동으로 추출하는 경우에는 외과, 형태 정보 등이 손실되어 진단의 정확성이 낮아질 수 있으므로, 전문의가 초음파 영역에서 종양 영역을 선택하도록 하여 정확한 정보를 분석할 수 있게 하는 것이 바람직하다. 그러나 이는 하나의 일 실시예로서 이에 한정되지는 않는다.

[0032] 또한, 상기 선택된 종양 영역에서 에코가 높은 스팟(spot) 영역을 추출하기 위해서 Kohonen이 제안한 LVQ 신경망 알고리즘을 적용한다. 참고로 LVQ 알고리즘은 중심 벡터의 초기값을 선정하는 방법에 따라 성능이 좌우될 수 있다. LVQ 알고리즘의 중심 벡터는 클래스의 경계를 결정하고 수렴에 영향을 미치기 때문에 중심 벡터의 초기값을 선정하는 것은 매우 중요한 문제이다. 일반적으로 중심 벡터를 정하는 방법은 입력 패턴의 학습 데이터 중에서 임의로 선택하는 방법이 사용된다. 그러나 본 명세서에서는 중심 벡터의 초기값을 랜덤하게 선택하고, 종양

영역의 명암도 값을 입력 벡터로 적용하기 위해 0과 1 사이의 값으로 정규화한다.

[0033] 도 4 는 LVQ 신경망 알고리즘을 적용하여 스팟 영역을 추출하는 방법을 설명하기 위한 흐름도이다.

[0034] 도 4를 참조하여 설명하면, 먼저 선택된 종양 영역에서 중심 벡터를 랜덤하게 선택하고, 학습률(learning rate)과 반복 횟수를 초기화 한다(S201).

[0035] 이어 선택된 중심 벡터의 승자 노드 K를 다음 수학적 식 3과 같이 계산한다(S202).

수학적 식 3

$$i(x^{(p)}) = k$$

$$\text{where } \|W_k - x^{(p)}\| < \|W_j - x^{(p)}\|$$

$$(j = 1, 2, \dots, n)$$

[0036]

[0037] 그리고 상기 수학적 식 3에서 입력 벡터와 승자 벡터가 같은 클러스터이면 다음 수학적 식 4를 적용하고, 입력 벡터와 승자 벡터가 다른 클러스터이면 다음 수학적 식 5를 적용하여 계산된 가중치를 갱신한다(S203).

수학적 식 4

$$W_k = W_k^{old} + \alpha (x^{(p)} - W_k^{old})$$

[0038]

수학적 식 5

$$W_k = W_k^{old} - \alpha (x^{(p)} - W_k^{old})$$

[0039]

[0040] 상기 갱신된 가중치를 기반으로 학습률 α 를 시간에 따라 감소시키면서 학습률을 조정하여 예코가 높은 스팟 (spot) 영역을 추출한다(S204). 그리고 종료 조건에 만족하면 학습을 종료하고, 그렇지 않으면 상기 수학적 식 3을 통한 계산과정을 반복 수행한다(S205).

[0041] 도 5(a)는 선택된 종양 영상을 나타내고 있으며, 도 5(b)는 VLO 적용 결과를 나타내는 영상이며, 도 5(c)는 최종 추출된 스팟(spot) 영역을 나타내는 영상이다.

[0042] 이어 세 번째 단계로서, 상기 스팟 영역이 추출된 종양을 분석하여 증상이나 악성화 정보를 분석을 위한 수치 데이터를 산출한다(S300). 이때, 종양을 분석하는 방법은 명암도 고조의 분포, 칼슘의 침착 여부, 종양의 외곽 형태를 통한 분석 및 예코 분석이 있다.

[0043] 첫 번째 방법인 명암도 분포 분석은 히스토그램을 이용하여 명암도 고조의 분포를 분석한다. 도 6과 같이, 히스토그램을 이용하여 전문의가 종양 영역의 명암도 분포를 분석할 수 있게 한다.

[0044] 두 번째 방법인 칼슘 침착 영역 추출 분석은 선택된 종양 영역에서 칼슘의 침착 여부를 통하여 증상이나 악성화 정도를 알 수 있다. 침착된 칼슘은 다른 조직에 비하여 밝은 명암도를 나타내며, 조직들이 뭉쳐 있다. 따라서 특정 비트의 중요도를 분석하는데 중요한 정보를 제공하는 비트 평면 분할 방법을 칼슘 침착 영역을 추출할 때 적용한다. 비트 평면 분할을 적용하기 전에 명암도를 보다 두드러지게 하기 위하여 선택된 종양 영역에 히스토그램 스트레칭을 적용한다. 이때, 단순한 히스토그램 스트레칭은 특정 밝기 영역에만 픽셀명암이 집중된 경우 효과가 있으며, 로우(low) 값이 0이고 하이(high) 값이 255값인 경우가 있을 때, 스트레칭의 효과가 떨어지기 때문에 본 명세서에서는 엔드인 탐색법을 이용한 히스토그램 스트레칭을 종양 영역에 적용한다. 즉, 스트레칭을 적용한 종양 영역에 비트 평면 분할 방법을 적용한다.

[0045] 비트 평면(bit-plane) 분할 방법은 8비트로 구성되는 그레이 스케일에서 최상위 비트에 해당하는 비트가 영상의 윤곽 정보를 가장 잘 간직하는 특징을 이용하여 이진화를 하는 방법이다. 도 7(a) 내지 도 7(h)와 같이 선택된 종양 영역에 비트 평면 분할 방법을 적용하여 칼슘 침착 영역을 추출한 결과는 그림 7의 (h)와 같다.

[0046] 세 번째 방법인 종양의 외곽 형태 분석은 선택된 종양 영역의 외곽 형태에 따라 양성 종양과 악성 종양의 특징을 구분할 수 있다. 양성 종양, 즉 비암은 종양이 균일하게 자라기 때문에 원형 또는 타원형을 보이는 경우가 대부분이다. 반면에 악성 종양, 즉 암의 성격을 가지는 종양은 균일하게 자라지 않기 때문에 아메바 모양처럼 요철을 보인다. 따라서 본 명세서에서는 종양의 외곽 형태의 특징을 구분하기 위해 외곽의 기울기 정보를 이용한다. 전문의가 종양 영역을 선택할 때 그 경계를 외곽 영역으로 간주한다. 도 8(b)는 선택된 종양 영역에 외곽 영역을 표시한 결과이다.

[0047] 이때, 상기 외곽 영역은 다음 수학적 식 6에 적용하여 외곽선이 기울기를 계산한다.

수학적 식 6

$$\frac{\Delta(y_2 - y_1)}{\Delta(x_2 - x_1)}$$

[0049] 이때, 수학적 식 6에서 x_1 과 y_1 은 기울기를 계산할 위치의 좌표 값이며, x_2 과 y_2 는 x_1 과 y_1 에서 외곽선을 따라 10픽셀 이동한 위치의 좌표 값이다.

[0050] 이렇게 계산된 기울기 값의 변화를 조사한 결과, 도 9와 같이 아메바 형태가 나타나는 영역에서 기울기의 값이 급변하는 것을 알 수 있다.

[0051] 네 번째 방법인 에코 분석을 살펴보면, 에코가 가지는 명암도의 특징은 종양의 악성도 결정에 많은 영향을 끼친다. 따라서 세부적인 에코 분석이 필요하다. 세부적인 에코 분석을 위해 임의로 선택한 두 점에 대한 거리와 그 레이 레벨을 출력한다.

[0052] 따라서 선택한 두 점을 수학적 식 7과 같이 유클리디안 거리 방법으로 거리(Distance)를 계산하고, 수학적 식 8과 같은 방법으로 선택한 두 점의 기울기를 계산한다.

수학적 식 7

$$Distance = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$$

수학적 식 8

$$\frac{\Delta(y_2 - y_1)}{\Delta(x_2 - x_1)}$$

[0055] 이렇게 계산된 거리와 기울기를 이용하여 도 10과 같이 명암도 그래프를 출력한다.

[0056] 마지막 네 번째 단계로서, 상기 종양 영역의 분석을 통해 산출된 수치데이터를 기반으로 개선된 ART2 기반 RBF 네트워크 알고리즘에 적용하여 질병을 분류한다(400). 이때, 상기 개발된 ART2 기반 RBF 네트워크 알고리즘은 각 입력 패턴의 거리차를 이용하여 경계 변수를 변경하고, 퍼지 소속함수에 정확성과 부정확성을 적용하여 학습률을 동적으로 조정하는 알고리즘이다.

[0057] 이와 같은 방법으로 초음파 내시경 검사 시 촬영된 점막하 종양의 일반 영상에서 종양 영역의 명암도를 분석하고, 질병을 분류하기 위해 소화기 내과 전문의가 제공한 초음파 내시경 영상 15장을 대상으로 실험하였다. 참고로 GCP, lipoma, GIST의 3가지 질병을 대상으로 각각 5장씩 실험하였다. 질병을 분류하기 위하여 적용된 개선된 ART2 기반 RBF 네트워크 알고리즘의 경계 변수는 0.2로 설정하였고, 초기 학습률은 1.0으로 설정하였다. 총 오차자승합(TSS)이 0.05 이하가 되면 학습을 종료하도록 하였다.

[0058] 다음 도 11은 개발된 ART2 기반 RBF 네트워크 알고리즘의 학습 결과이고, 도 12는 질병 분류를 위해 개발된

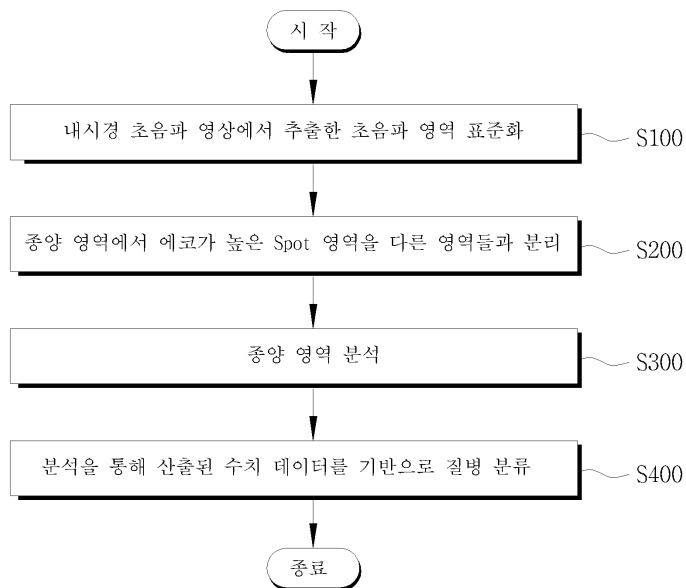
ART2 기반 RBF 네트워크 알고리즘을 나타낸 것이다.

[0059] 도 11에서와 같이 개발된 ART2 기반 RBF 네트워크 알고리즘을 적용하여 GCP, lipoma, GIST의 3가지 질병 데이터를 학습 및 분류하는 과정에서 조기포화 현상이 발생하지 않고 안정성 있게 학습이 되는 것을 확인하였다. ART2 기반 RBF 네트워크 알고리즘은 공지된 기술로 이에 따른 상세한 설명은 생략한다.

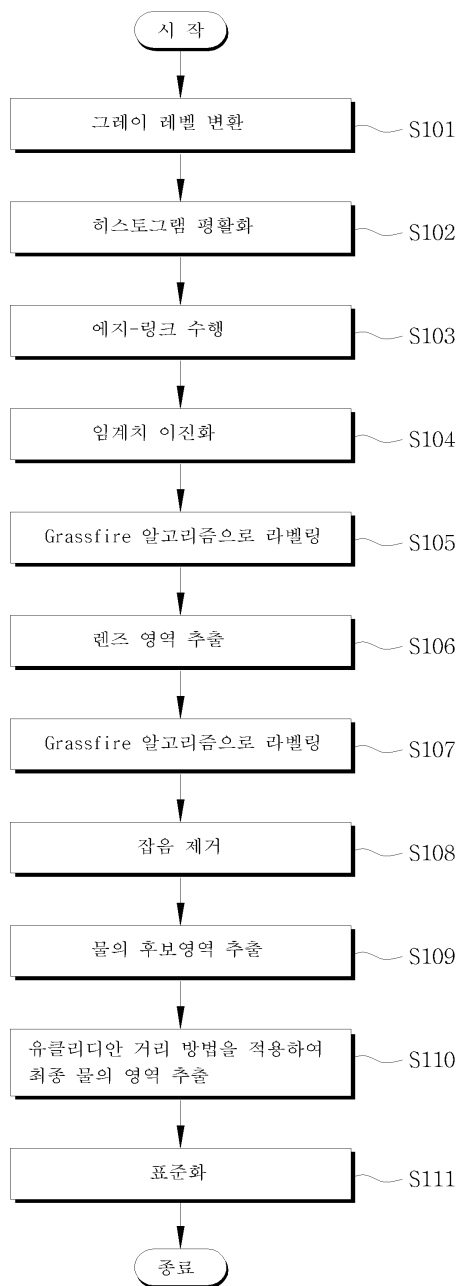
[0060] 상기에서 설명한 본 발명의 기술적 사상은 바람직한 실시 예에서 구체적으로 기술되었으나, 상기한 실시 예는 그 설명을 위한 것이며 그 제한을 위한 것이 아님을 주의하여야 한다. 또한, 본 발명의 기술적 분야의 통상의 지식을 가진자라면 본 발명의 기술적 사상의 범위 내에서 다양한 실시예가 가능함을 이해할 수 있을 것이다. 따라서 본 발명의 진정한 기술적 보호 범위는 첨부된 특허청구범위의 기술적 사상에 의해 정해져야 할 것이다.

도면

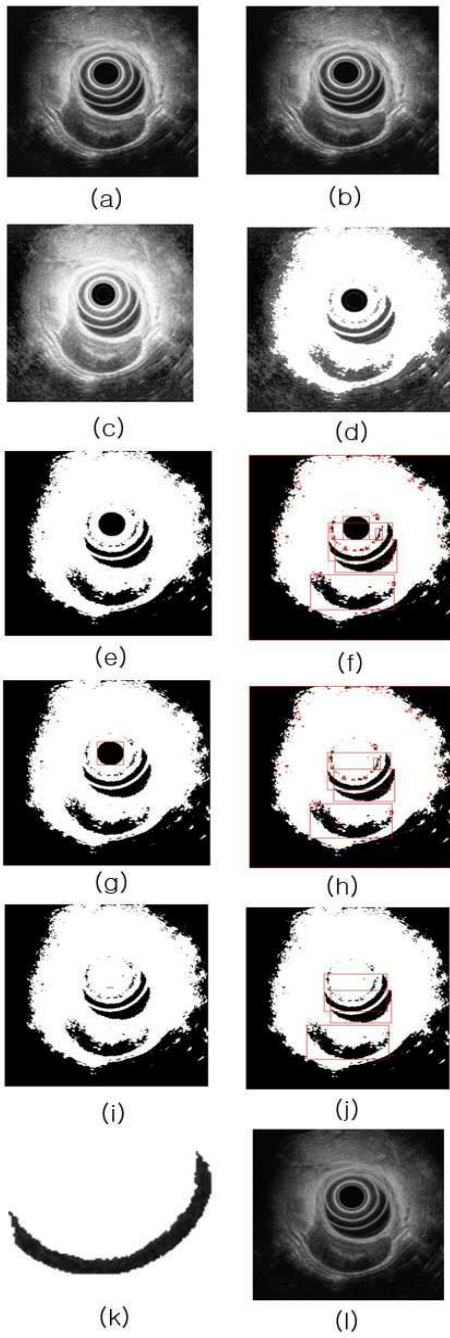
도면1



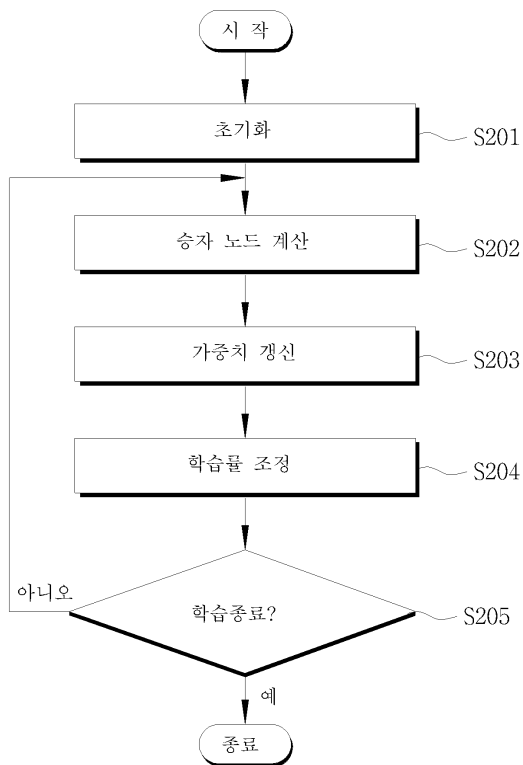
도면2



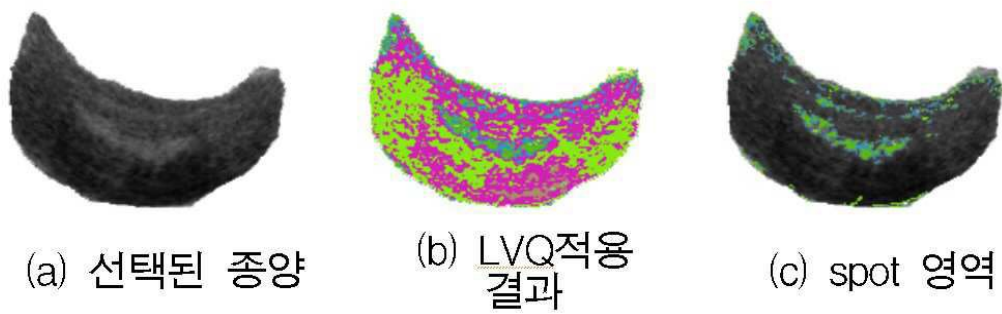
도면3



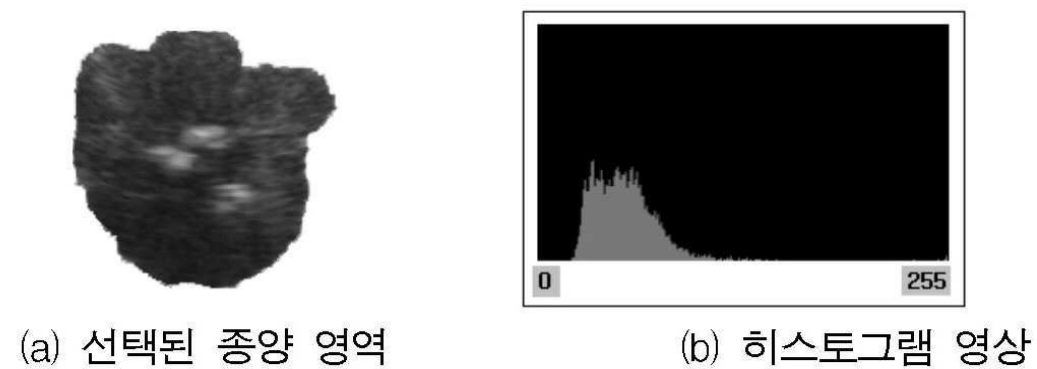
도면4



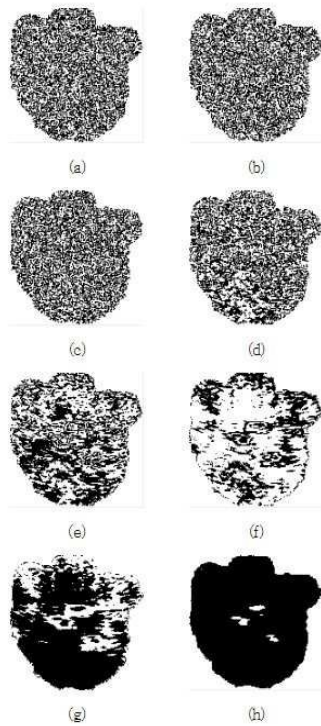
도면5



도면6



도면7



도면8

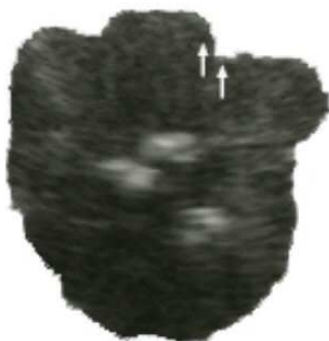


(a) 종양 영역

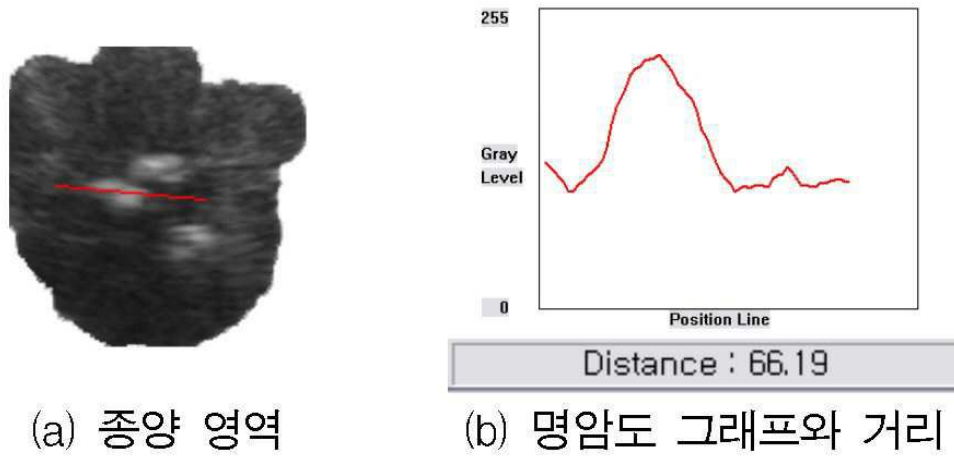


(b) 종양의 외곽 영역

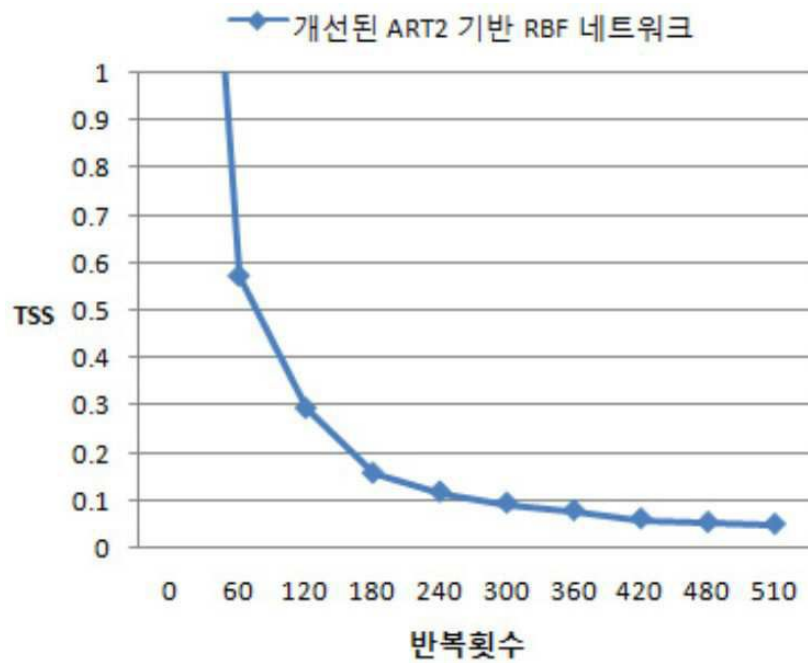
도면9



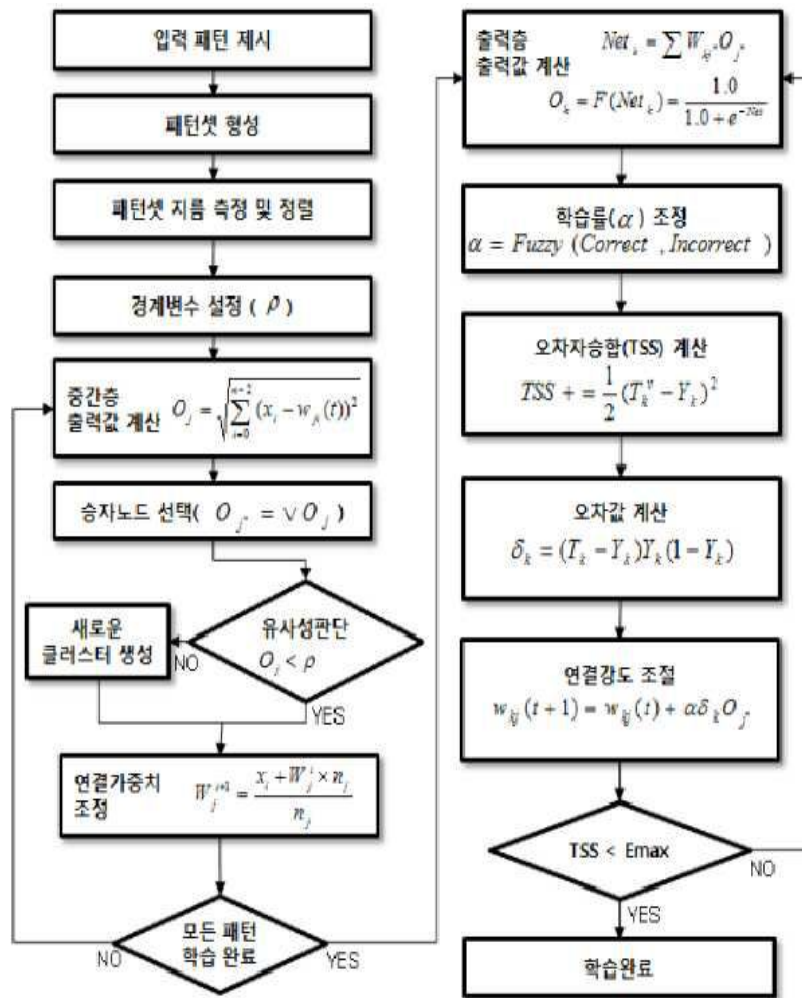
도면10



도면11



도면12



专利名称(译)	超声内镜图像分析粘膜下肿瘤的诊断		
公开(公告)号	KR1020110130288A	公开(公告)日	2011-12-05
申请号	KR1020100049858	申请日	2010-05-27
[标]申请(专利权)人(译)	釜山NAT UNIV UNIV IND合作FOUND		
申请(专利权)人(译)	부산대학교산학협력단		
当前申请(专利权)人(译)	부산대학교산학협력단		
[标]发明人	PARK DO YOUN 박도윤 KIM KWANG BAEK 김광백 SHIN SANG HO 신상호 KIM GWANG HA 김광하		
发明人	박도윤 김광백 신상호 김광하		
IPC分类号	A61B8/12 G06T7/60		
CPC分类号	A61B1/00 A61B8/085 A61B8/12 A61B8/14		
其他公开文献	KR101118211B1		
外部链接	Espacenet		

摘要(译)

本发明是提供一种能够通过将该客观的诊断由该超声波内窥镜获得的图像标准化提高的准确度和再现性的疾病的诊断方法和装置，并提取出现在图像中，恶性预测每种疾病的特征如通过超声波内窥镜的内窥镜提取肿瘤区域中标准化超声波区域基于所述强度的超声图像中提取的超声波区域的意思是，所述标准化超声波区域的步骤，并且回波是在提取的肿瘤区域点高（该方法包括以下步骤：将斑点区域与其他区域分离；通过分析从中提取斑点区域的肿瘤，计算用于分析症状或恶性信息的数值数据；基于ART2的RBF网络算法罐包括分级的步骤。

